

# PENILAIAN KUALITAS NYALA API LAS MENGGUNAKAN WEBCAM DENGAN METODE BACKPROPAGATION

Ariyadi<sup>1</sup>, Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng.<sup>2</sup>, Arif Basofi, S.Kom., MT.<sup>2</sup>

Mahasiswa Jurusan Teknik Informatika<sup>1</sup>, Dosen Pembimbing<sup>2</sup>

Politeknik Elektronika Negeri Surabaya

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Kampus PENS-ITS Keputih Sukolilo, Surabaya 60111

Telp: (+62)31- 594 7280; Fax: (+62)31-594 6114

E-mail : [ridifizhere@gmail.com](mailto:ridifizhere@gmail.com)

## Abstrak

*Penilaian kualitas nyala api las dapat dilakukan dengan menggunakan citra digital sebagai salah satu metode pengujiannya. Dengan memanfaatkan webcam, maka didapatkan citra digital secara real time, yang mana dengan menggunakan citra digital ini dapat dilakukan pengolahan oleh komputer. Salah satu metode dalam pengolahan citra adalah dengan kecerdasan buatan. Pada penelitian ini disajikan pengolahan citra digital dengan Gabor Filter dan pengenalan citra dengan metode propagasi balik (Backpropagation), yang mana metode ini merupakan metode pelatihan terbimbing (supervised) dan didesain untuk operasi pada Jaringan Saraf Tiruan (JST) feed forward lapis jamak (multi-layer). Adapun proses ini diawali dengan image preprocessing, dilanjutkan dengan ekstraksi ciri tekstur. Setelah didapatkan ciri tekstur dari citra, maka selanjutnya adalah proses penormalisasi dan pelatihan setiap citra di dalam jaringan saraf tiruan. Hasil pengujian terbaik didapatkan pada konfigurasi jaringan saraf dengan 2000 input neuron dan 50 hidden neuron dan konfigurasi gabor dengan nilai frekuensi 1 dan nilai skala 22.5° dengan tingkat kesalahan 33.33%. Ketepatan hasil pengujian adalah aplikasi tidak dapat mengenali citra nyala api karburasi dan dapat mengenali seluruh citra nyala api netral dan oksidasi dari 10 data citra.*

**Kata kunci:** Nyala api las, Webcam, Gabor Filter, Backpropagation

## 1. Pendahuluan

Las Gas/Karbit adalah proses penyambungan logam dengan logam (pengelasan) yang menggunakan gas karbit (gas asetelin =  $C_2H_2$ ) sebagai bahan bakar, prosesnya adalah membakar bahan bakar gas dengan  $O_2$  sehingga menimbulkan nyala api dengan suhu yang dapat mencairkan logam induk dan logam pengisi. Sebagai bahan bakar dapat digunakan gas-gas asetilen, propana, dan hidrogen. Ketiga bahan bakar ini yang paling banyak digunakan adalah gas asetilen, sehingga las gas pada umumnya diartikan sebagai las oksasi-asetelin. Karena tidak menggunakan tenaga listrik, las oksasi-asetilen banyak dipakai di lapangan walaupun pemakaiannya tidak sebanyak las busur elektroda terbungkus.

Pada proyek akhir ini akan dibuat aplikasi yang dapat digunakan untuk mengenali citra nyala api las. Aplikasi ini merupakan supervised learning, sehingga membutuhkan data training yang berupa fitur-fitur gambar nyala api las. Gambar – gambar tersebut diekstraksi dengan filter gabor hingga didapat fitur teksturnya, fitur ini kemudian disimpan sebagai data training. Data-data training ini kemudian dilatih di dalam jaringan saraf tiruan Backpropagation. Nilai weight disimpan untuk pengujian data baru dalam Backpropagation. Selanjutnya saat ada

citra nyala api baru, citra tersebut diekstraksi juga dengan filter gabor hingga didapat fitur teksturnya. Selanjutnya dilakukan pengujian citra baru di dalam jaringan saraf tiruan dengan nilai penimbang yang didapat dari pelatihan dengan data training.

## 2. Desain dan Implementasi

Dalam bab ini akan dijelaskan desain dan implementasi sistem yang dibuat. Berikut ini adalah dasar teori yang menjadi landasan pembuatan sistem ini.

### I. Filter Gabor

Fungsi Gabor pertama kali diperkenalkan oleh Denis Gabor sebagai tool untuk deteksi sinyal dalam noise. Gabor menunjukkan bahwa terdapat prinsip kuantum “quantum principle” untuk informasi. Gabungan domain frekuensi dan domain waktu dan frekuensi untuk ID sinyal harus diperbaiki dengan baik sehingga tidak ada sinyal atau filter yang menempatkannya kurang dari area minimum tertentu didalamnya. Bagaimanapun ada sebuah pertukaran antara resolusi waktu dan frekuensi. Gabor menemukan bahwa dengan modulasi eksponensial kompleks Gaussian akan menghasilkan pertukaran yang terbaik.

Untuk misalnya suatu kasus, Fungsi Gabor diperoleh dari sebuah fungsi Gaussian yang diperbaiki dengan frekuensi modulasi gelombang yang bervariasi.

Daugman mengembangkan kerja Gabor kedalam filter dua dimensi (Daugman 1980,1985). Dia menunjukkan bahwa perluasan dari kriteria optimasi hubungan ke dua dimensi telah dipenuhi dengan kelompok fungsi-fungsi yang dapat dinyatakan sebagai filter spasial terdiri dari gelombang rata-rata sinusoidal dengan dua dimensi ellips envelope Gaussian. Transformasi fourier yang bersesuaian berisi ellips Gaussian dipindahkan dari sumbu asal ke bidang spasial dari envelope Gaussian. Fungsi tersebut, berikutnya lebih dikenal dengan *Gabor Elementary function* (GEF) dapat didesain pada frekuensi tinggi maupun rendah, atau dengan kata lain GEF merupakan filter bandpass. Persamaan untuk GEF diberikan sebagai berikut,

$$h(x,y) = g(x',y') \exp[j2\pi(Ux + Vy)]$$

$(x',y') = (x \cos \theta + y \sin \theta, -x \sin \theta + y \cos \theta)$  menyatakan koordinat garis lurus dari domain spasial yang dirotasikan,  $(U,V)$  mewakili frekuensi 2D tertentu fungsi  $g(x,y)$  merupakan Gaussian 2D,

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \left( \frac{x}{\sigma_x} \right)^2 + \left( \frac{y}{\sigma_y} \right)^2 \right] \right\}$$

dimana  $\sigma_x$  dan  $\sigma_y$  menyatakan luas spasial dan bandwidth dari filter. Dengan mengasumsikan  $\sigma_x = \sigma_y = \sigma$  dan parameter  $\theta$  tidak dibutuhkan, persamaan GEF pada 2. Disederhanakan menjadi,

$$h(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2} \right\} \exp[j2\pi(UxVy)]$$

dan untuk fungsi Gaussian menjadi,

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

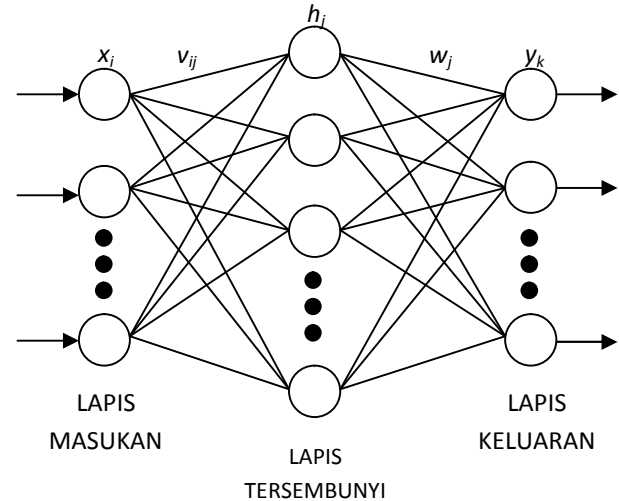
dari persamaan matematika diatas dapat kita lihat bahwa respon impuls dari GEF diperoleh dari perkalian fungsi Gaussian dengan fungsi kompleks.

Fungsi Kompleks :  $e^{-j2\pi(ux+vy)}$

## II. METODA BACKPROPAGATION

Algoritma Pelatihan Backpropagasi (*Backpropagation*) atau ada yang menterjemahkannya menjadi propagasi balik, pertama kali dirumuskan oleh Werbos dan dipopulerkan oleh Rumelhart bersama McClelland untuk dipakai pada jaring saraf tiruan (JST), selanjutnya algoritma ini biasa disingkat BP (Hery, 2006). Algoritma ini termasuk metoda pelatihan

terbimbing (*supervised*) dan didesain untuk operasi pada JST *feed forward* lapis jamak (*multi-layer*).



**Gambar 2.1** Jaring saraf Backpropagation

Algoritma Pelatihan Backpropagation terdiri dari dua tahapan, *feed forward* dan *backpropagation* dari galatnya. Berikut perincian algoritma BP :

Langkah 0 :

Pemberian inisialisasi penimbang (diberi nilai kecil secara acak)

Langkah 1 :

Ulangi langkah 2 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi dipenuhi

Langkah 2 :

Untuk masing-masing pasangan data pelatihan (training data) lakukan langkah 3 hingga 8

### 2.1 Umpan Maju (Feedforward)

Langkah 3 :

Masing-masing unit masukan ( $x_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ ) menerima sinyal masukan  $x_i$  dan sinyal tersebut disebarkan ke unit-unit bagian berikutnya (unit-unit lapis tersembunyi)

Langkah 4 :

Masing-masing unit di lapis tersembunyi ( $h_j$ ,  $j = 1, \dots, p$ ) dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan serta ditambah dengan *biasnya* :

$$h_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

Kemudian dihitung sesuai dengan fungsi pengaktif yang digunakan :

$$h_j = f(h_{in_j})$$

bila yang digunakan adalah fungsi sigmoid maka bentuk fungsi tersebut adalah :

$$h_j = \frac{1}{1 + \exp(-h_{in_j})}$$

Sinyal keluaran dari fungsi pengaktif tersebut dikirim ke semua unit di lapis keluaran (*unit keluaran*).

Langkah 5 :

Masing-masing unit keluaran ( $y_k$ ,  $k = 1, 2, 3 \dots m$ ) dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya :

$$y\_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p h_j w_{jk}$$

Kemudian dihitung kembali sesuai dengan fungsi pengaktif

$$y_k = f(y\_in_k)$$

## 2.2 Backpropagasi (backpropagation) dan Galatnya

Langkah 6 :

Masing-masing unit keluaran ( $y_k$ ,  $k = 1, \dots, m$ ) menerima pola target sesuai dengan pola masukan saat pelatihan/ training dan dihitung galatnya :

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y\_in_k)$$

Karena  $f'(y\_in_k) = y_k$  menggunakan fungsi sigmoid, maka :

$$f'(y\_in_k) = f(y\_in_k)(1 - f(y\_in_k)) = y_k(1 - y_k)$$

Menghitung perbaikan penimbang (kemudian untuk memperbaiki  $w_{jk}$ ).

$$\Delta W_{jk} = \alpha \cdot \delta_k \cdot h_j$$

Menghitung perbaikan koreksi :

$$\Delta W_{0k} = \alpha \cdot \delta_k$$

dan menggunakan nilai delta ( $\delta_k$ ) pada semua unit lapis sebelumnya.

Langkah 7 :

Masing-masing penimbang yang menghubungkan unit-unit lapis keluaran dengan unit-unit pada lapis tersembunyi ( $y_j$ ,  $j = 1, \dots, p$ ) dikalikan delta ( $\delta_k$ ) dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit-unit lapis berikutnya.

$$\delta\_in_j = \sum_{k=1}^m h_j w_{jk}$$

Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi pengaktifnya untuk menghitung galat.

$$\delta_j = \delta\_in_j f'(h\_in_j)$$

Langkah berikutnya menghitung perbaikan penimbang (digunakan untuk memperbaiki  $v_{ij}$ ).

$$\Delta v_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot x_i$$

Kemudian menghitung perbaikan bias (untuk memperbaiki  $v_{0j}$ )

$$\Delta v_{0j} = \alpha \cdot \delta_j$$

## 2.3 Memperbaiki penimbang dan bias

Langkah 8 :

Masing-masing unit keluaran ( $y_k$ ,  $k = 1, \dots, m$ ) diperbaiki bias dan penimbangnya ( $j = 0, \dots, p$ ),

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$$

masing-masing unit tersembunyi ( $h_j$ ,  $j = 1, \dots, p$ ) diperbaiki bias dan penimbangnya ( $i = 0, \dots, n$ ).

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$$

Langkah 9 :

Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

Keterangan :

- $x_p$  = pola target masukan pelatihan ke-p,  $p = 1, 2, \dots, p \leq 1$
- $t_p$  = pola target keluaran dari pelatihan ( $t_1, t_2, \dots, t_p$ )
- $x_i$  = unit ke-i pada layer masukan
- $h_j$  = unit ke-j pada layer tersembunyi
- $h\_in_j$  = output untuk unit  $h_j$
- $h_j$  = nilai pengaktif dari unit  $h_j$
- $y_k$  = unit ke-k pada layer keluaran
- $y\_in_k$  = output untuk unit  $y_k$
- $y_k$  = nilai pengaktif dari unit  $y_k$
- $w_{k0}$  = nilai penimbang pada bias untuk unit  $y_k$
- $w_{kj}$  = nilai penimbang
- $\Delta w_{kj}$  = selisih antara  $w_{kj}(t)$  dengan  $w_{kj}(t+1)$
- $V_{j0}$  = nilai penimbang pada bias untuk unit  $h_j$
- $V_{ij}$  = nilai penimbang dari unit  $x_i$  ke unit  $z_j$
- $\Delta v_{ij}$  = selisih antara  $v_{ij}(t)$  dengan  $v_{ij}(t+1)$
- $\delta_k$  = faktor pengendalian nilai penimbang pada lapis keluaran
- $\delta_j$  = faktor pengendalian nilai penimbang pada lapis tersembunyi
- $\alpha$  = konstanta laju pengendalian (learning rate)  $0 < \alpha < 1$
- E = Total galat

## 3. HASIL

Dalam bab ini dijelaskan hasil yang didapat dari sistem ini.

### 3.1 Pengujian Image Preprocessing

Pada pengujian ini penulis telah membuat aplikasi lain yang menampilkan bagaimana proses *image preprocessing* pada sistem ini yang dimulai dengan grayscale dan dilanjutkan dengan smoothing dengan mean filtering.



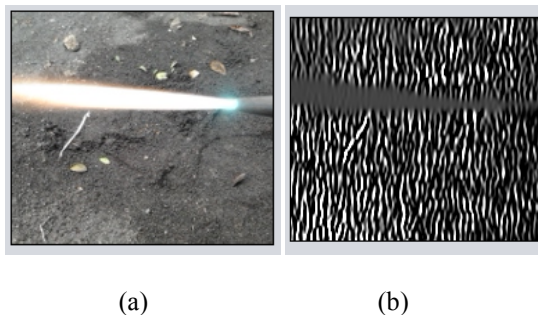
**Gambar 3.1** *Pengujian Image Preprocessing*

Pada Gambar 3.1 ditunjukkan bahwa citra RGB berubah menjadi citra *grayscale* dengan nilai piksel antara 0 – 255. Kemudian citra grayscale tersebut dikurangi noisenya dengan menggunakan low pass filter atau mean filtering.

### 3.2 Pengujian Gabor Filter

Berikut ini merupakan spesifikasi gabor filter secara umum :

Gabor filter ini akan menggunakan spesifikasi untuk  $f$  dan  $\delta$  yang saling berkaitan sesuai dengan teori awal dimana  $f = 1/K$  dan  $\delta$  berada pada setengah dari  $K$  dimana  $K$  = rata-rata jarak antar ridge, nilai  $K$  secara default diberikan sebesar 5.0 dan variasi untuk  $\theta$  filter gabor antara  $0^\circ$ ,  $22.5^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $67.5^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $112.5^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $157.5^\circ$ . Dalam sistem ini diberikan nilai default yaitu  $0^\circ$  namun nantinya user dapat mengatur sendiri nilainya. Berikut hasil gabor dengan nilai  $K = 5$  dan  $\theta = 0^\circ$ .



**Gambar 3.2** *Pengujian Filter Gabor (a) Citra asli  
(b) Citra hasil gabor*

### 3.3 Pengujian Backpropagation

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui dari beberapa parameter yang diujikan, kombinasi parameter manakah yang mempunyai tingkat kemelesetan yang paling rendah dalam mengenali jenis nyala api las. Parameter dari pembuatan gabor kernel yang akan diuji-cobakan meliputi rata-rata ridge yang digunakan untuk mencari frekuensi dan skala, sedangkan untuk parameter dari backpropagation neural network meliputi jumlah node pada hidden

layer dan jumlah neuron di input layer. Nilai rata-rata ridge yang digunakan adalah 5 dan sudutnya adalah  $0^\circ$ . Sedangkan untuk jaring saraf Backpropagation, jumlah neuron yang disajikan adalah 10, 50, 100, dan 200 untuk neuron pada hidden layer. Input neuron diberikan jumlah 500, 1000, 1500, dan 2000. Untuk error yang ditentukan adalah 0.01.

**Tabel 3.1** *Hasil pengujian jenis nyala api*

Jumlah data training per jenis nyala api	Jumlah data uji	Backpropagation			Gabor Kernel		Jumlah Epoch	Waktu yang dibutuhkan (s)	Error rate
		Jumlah hidden neuron	Jumlah input neuron	Max error	Rata-rata ridge	Skala			
5	30	10	500	0.01	5	0	2000	1.382	86.67%
		10	1000	0.01	5	0	2000	1.325	53.33%
		50	1000	0.01	5	0	988	6.236	66.67%
		100	1000	0.01	5	0	406	5.498	73.33%
		200	1000	0.01	5	0	178	5.693	70.00%
		10	1500	0.01	5	0	2000	3.918	60.00%
		50	1500	0.01	5	0	873	8.647	73.33%
		100	1500	0.01	5	0	371	7.865	86.67%
		200	1500	0.01	5	0	170	8.780	26.67%
		10	2000	0.01	5	0	2000	3.918	60.00%
		50	2000	0.01	5	0	873	8.647	73.33%
		100	2000	0.01	5	0	371	7.865	86.67%
10	30	10	500	0.01	5	0	1462	2.338	76.67%
		10	1000	0.01	5	0	2000	6.557	86.67%
		50	1000	0.01	5	0	416	6.924	83.33%
		100	1000	0.01	5	0	217	7.248	66.67%
		200	1000	0.01	5	0	118	10.032	86.67%
		10	1500	0.01	5	0	1923	9.909	73.33%
		50	1500	0.01	5	0	407	9.860	76.67%
		100	1500	0.01	5	0	176	8.624	66.67%
		200	1500	0.01	5	0	106	14.434	83.33%
		10	2000	0.01	5	0	2000	13.232	66.67%
		50	2000	0.01	5	0	376	11.986	80.00%

## 4. HASIL

Berdasarkan hasil pengujian dan analisa yang telah di bahas pada bab sebelumnya maka dapat diberikan beberapa kesimpulan sebagai berikut :

1. Hasil pengujian terbaik didapatkan pada konfigurasi jaring saraf dengan jumlah input neuron 2000 dan hidden neuron 50 dan konfigurasi gabor dengan frekuensi 1 dan skala 22.5 dengan tingkat kesalahan 33.33%. Ketepatan hasil pengujian adalah aplikasi tidak dapat mengenali citra nyala api karburasi dan dapat mengenali seluruh citra nyala api netral dan oksidasi dari 10 data citra.
2. Citra nyala api las yang ditangkap oleh kamera memiliki cahaya yang mempengaruhi penangkapan oleh kamera. Sehingga mengalami kesulitan dalam pengolahan citra untuk membedakan antara citra yang satu dengan yang lain.
3. Filter gabor kurang mampu dalam mengolah data citra nyala api las karena terpengaruh oleh cahaya yang

dikeluarkan oleh api las sehingga data yang diolah oleh filter gabor memiliki kemiripan antara satu dengan yang lain dalam hal jenis nyala api las.

4. Semakin besar ukuran neuron, maka semakin sedikit iterasi yang dibutuhkan untuk melakukan komputasi pelatihan data training namun membutuhkan waktu yang besar. Penimbang yang dihasilkan pun sangat baik.

## 5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ariyanto Nugroho, "*Penilaian Kualitas Hasil Pengelasan menggunakan Pengolahan Citra dengan Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*", Edisi 1, Proyek Akhir Diploma IV PENS-ITS 2005.
- [2] Mauridhi Hery Purnomo, Arif Muntasa, "Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur", Edisi Pertama, Graha ilmu, Yogyakarta, 2010.
- [3] Mauridhi Hery Purnomo, Agus Kurniawan, "*Supervised Neural Networks dan Aplikasinya*", Edisi Pertama, Graha ilmu, Yogyakarta, 2006.
- [4] Rafael C. Gonzales, Richard E. Woods, "*Digital Image Processing*", Edisi Ketiga, Pearson Prentice hall, New Jersey, 2010.
- [5] Whisnu Satriya Wardhana, "*Ekstraksi Fitur Tekstur Image Diatom Dengan Filter Gabor*", Edisi 1, Proyek Akhir Diploma IV PENS-ITS, 2009.
- [6] Kenneth R. Castleman, "Digital Image Processing", Edisi Pertama, Prentice Hall, New Jersey, 1996.
- [7] Gregory A. Baxes, "Digital Image Processing : Principles and Applications". Edisi Pertama, Wiley, New York, 1994.
- [8] Howard E. Burdick, "Digital Imaging : Theory and applications". Edisi Pertama, McGraw-Hill, New York, 1997.
- [9] [http://typesofwelding.net/pictures\\_of\\_flame.html](http://typesofwelding.net/pictures_of_flame.html)